

RÉSEAUX CNN ET RNN ET PLONGEMENT LEXICAL (WORD / TOKEN EMBEDDINGS)

PHI 6385

Séance 9

Jonathan Simon

PROGRAMME

- 1) Réseaux neuronaux convolutionnels : Qu'est-ce que c'est ?
- 2) Réseaux neuronaux convolutionnels : Perçoivent-ils ?
- 3) Réseaux neuronaux récurrents : plongement lexical (word embedding)
- 4) Réseaux neuronaux récurrents : Qu'est-ce que c'est?
- 5) Réseaux neuronaux récurrents : peuvent-ils penser ?

RÉSEAUX NEURONAUX
CONVOLUTIONNELS : QU'EST-CE
QUE C'EST

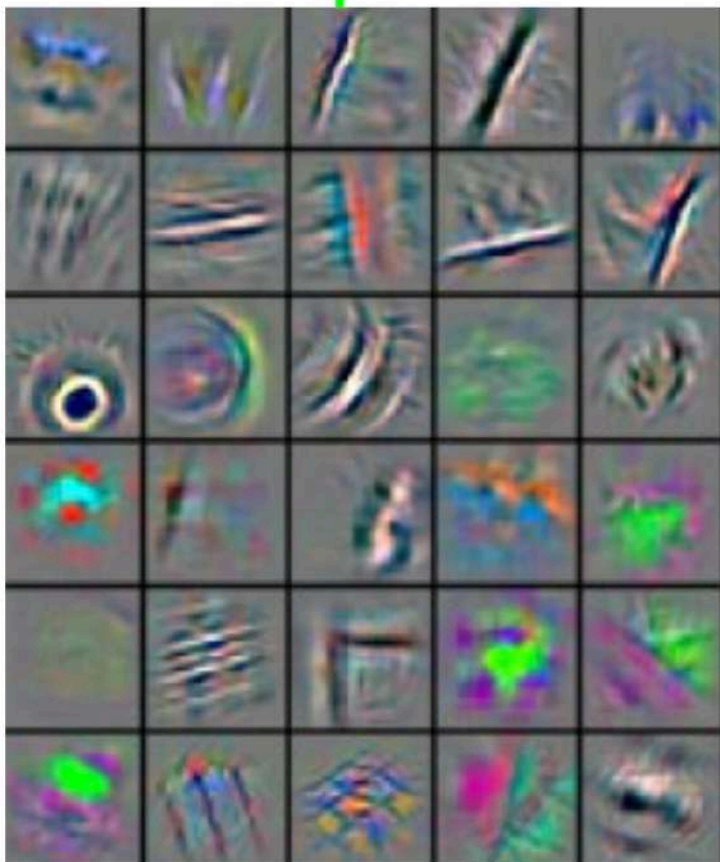
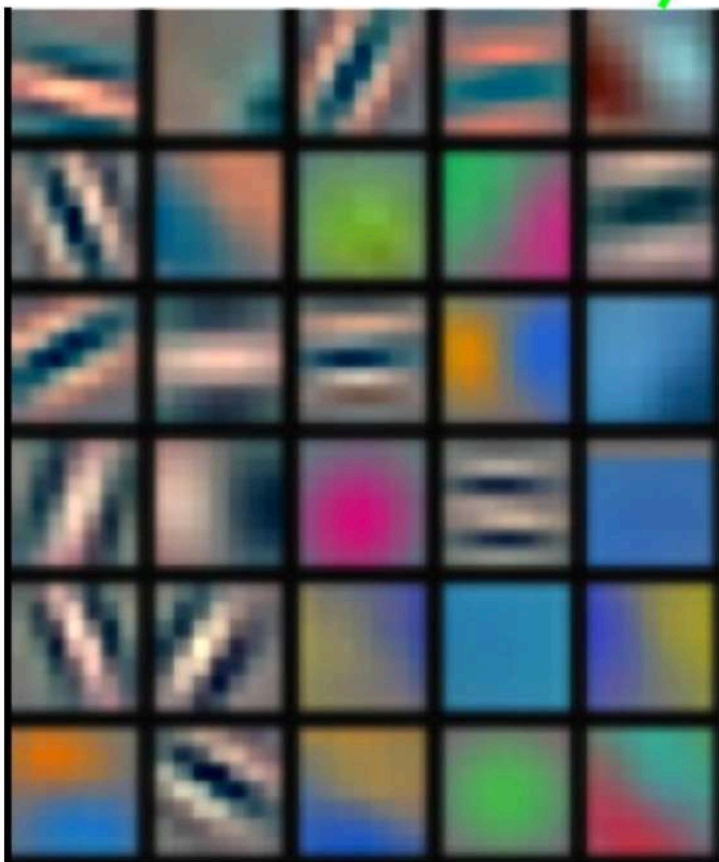


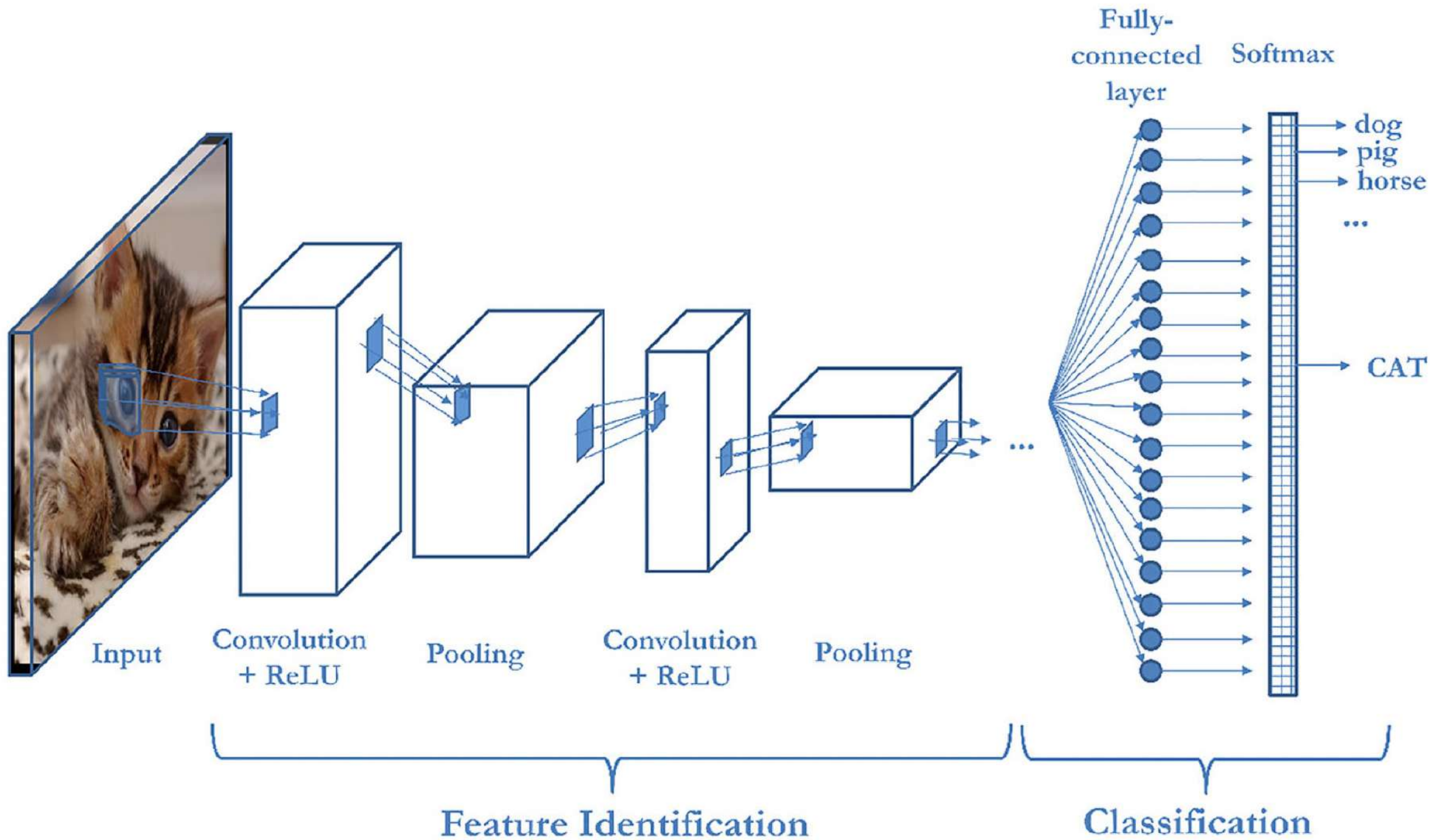
Low-Level
Feature

Mid-Level
Feature

High-Level
Feature

Trainable
Classifier





LES RESEAUX CNN

- 1) En général, que peuvent faire les réseaux neuronaux profonds que les réseaux peu profonds ne peuvent pas faire ?
- 2) Caractéristiques spécifiques des réseaux neuronaux convolutionnels

LES RESEAUX CNN

- I) En général, que peuvent faire les réseaux neuronaux profonds que les réseaux peu profonds ne peuvent pas faire ?

LES RESEAUX CNN

- Réseaux plus anciens : peu profonds, uniformes, entièrement connectés.
- Réseaux plus récents : profonds (plus de couches), fonctions d'activation hétérogènes, connectés de manière éparses, méthodes pour éviter l'overfitting.

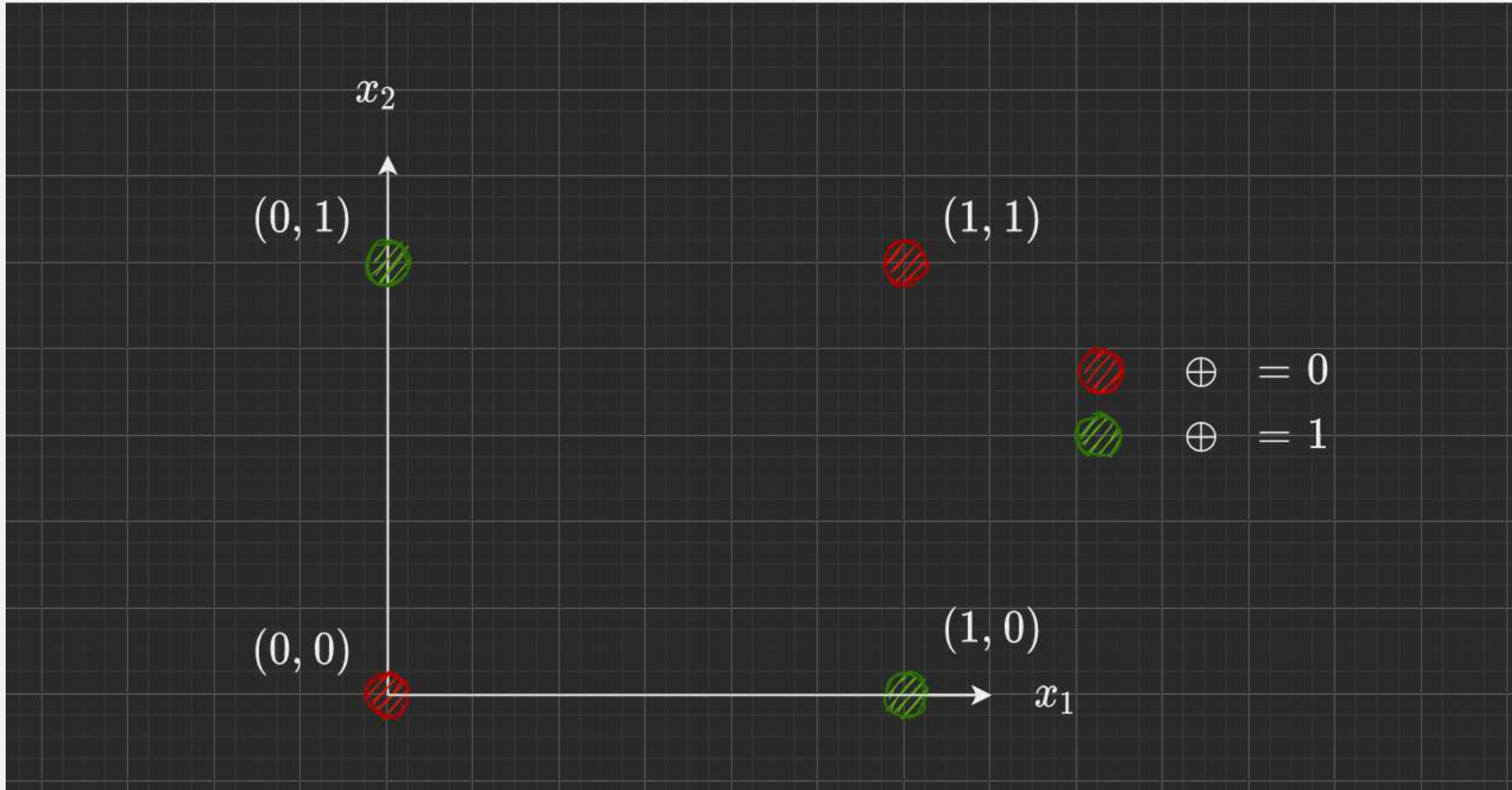
LES RESEAUX CNN

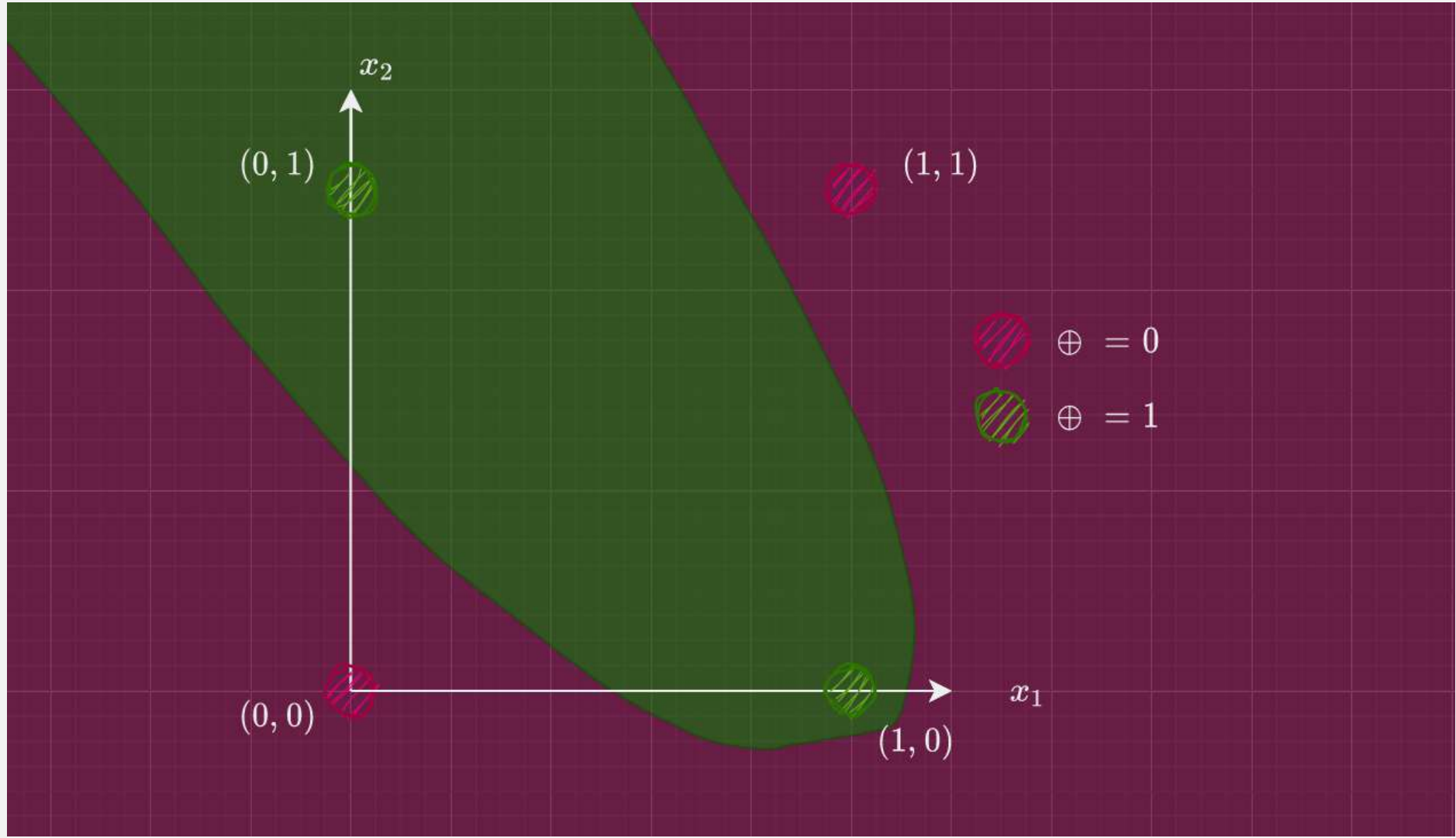
- Les avantages de la profondeur :
- 1) non-linéarité (avoir au moins une couche cachée permet une approximation générale de la fonction : avec une seule couche de perceptron, pas de place pour les courbes).
- 2) division (et réutilisation) du travail : l'analogie de la chaîne de montage

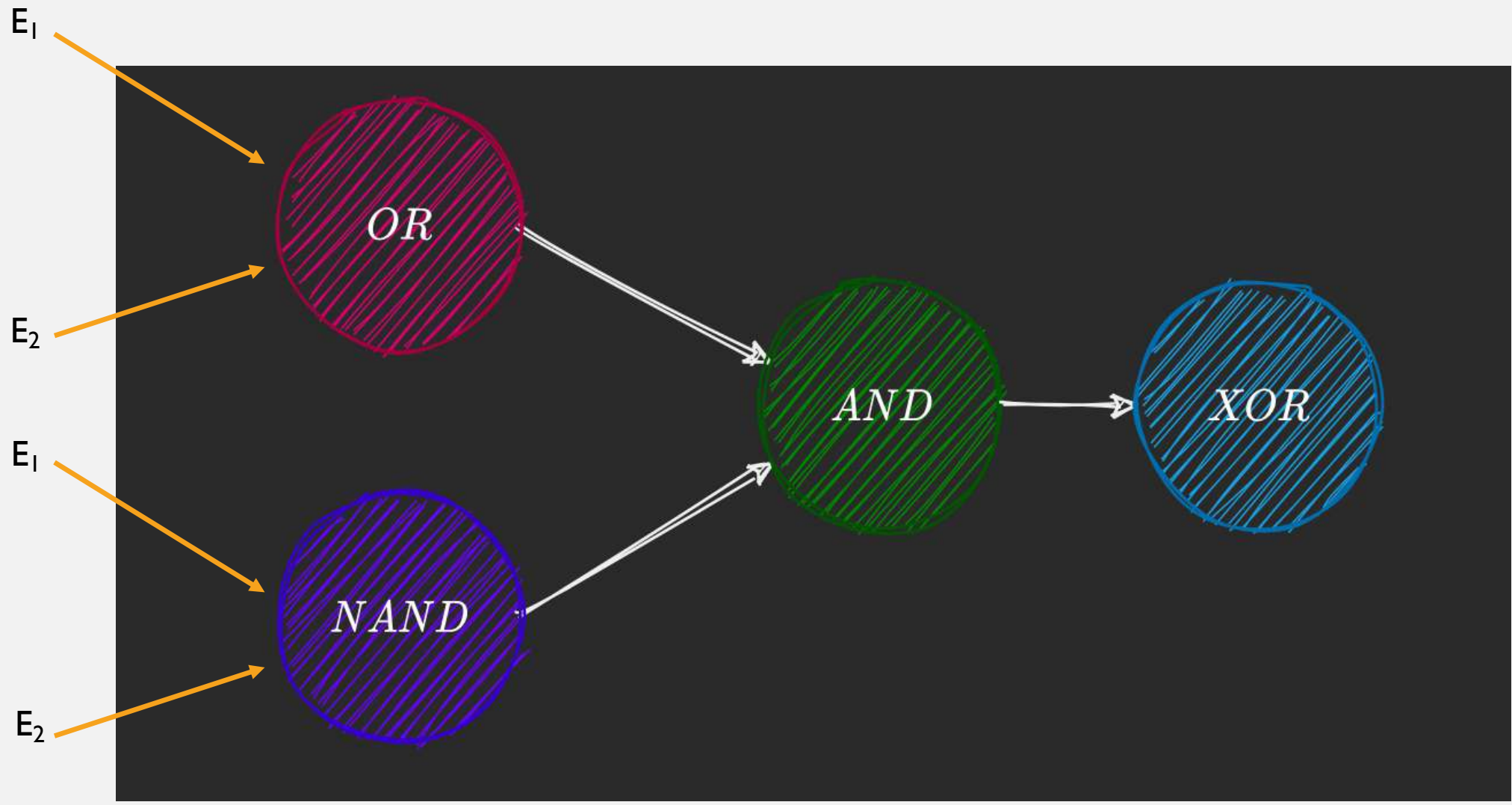
LES RESEAUX CNN

- Non-linéarité : exemple célèbre : XOR (la fonction de vérité « *ou exclusive* » - vrai si exactement un des deux disjonctifs est vrai)

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0





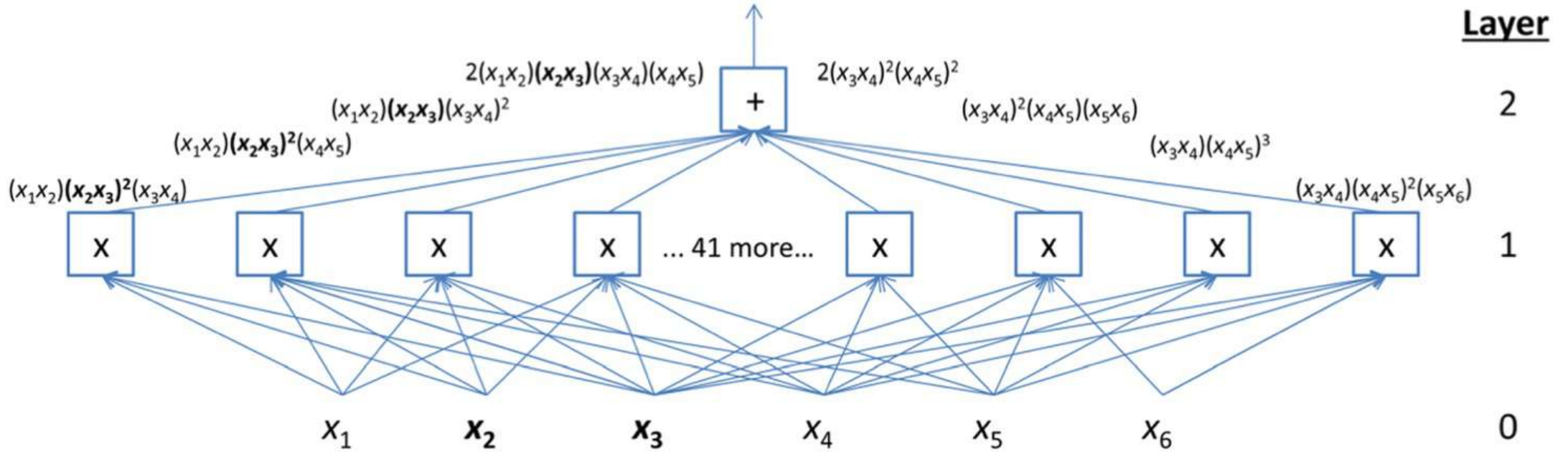


LES RESEAUX CNN

- 2) division (et réutilisation) du travail : l'analogie de la chaîne de montage

Shallow Architecture

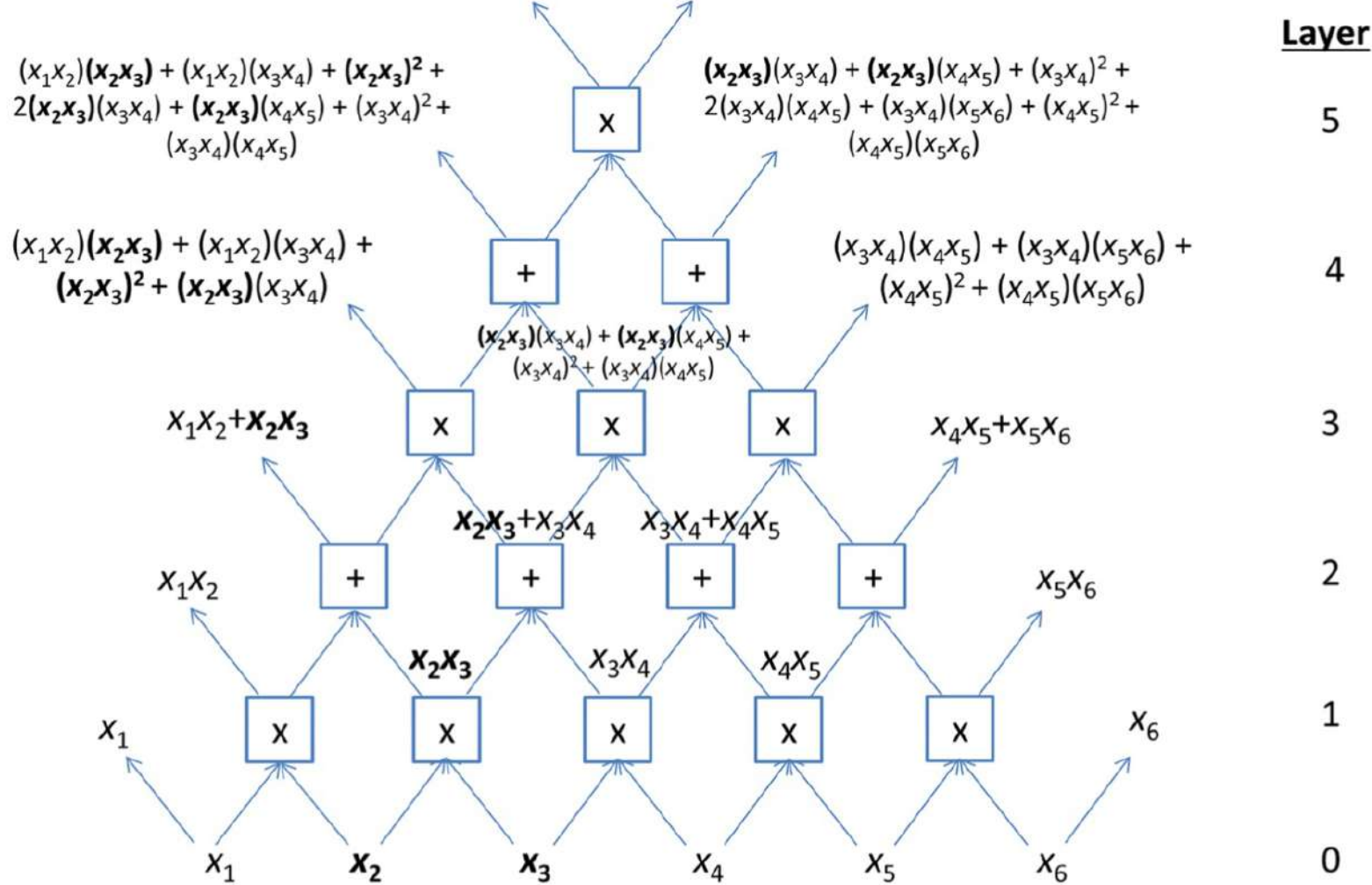
$$\begin{aligned}
 & (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_3x_4) + (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + 2(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^3 + 2(x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_2x_3)^3(x_3x_4) + (x_2x_3)^3(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^3 + 4(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_3x_4) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_3x_4) + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)(x_4x_5)^3 + (x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_5x_6) + \\
 & (x_3x_4)^3(x_2x_3) + (x_3x_4)^2(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_3x_4)^4 + 2(x_3x_4)^3(x_4x_5) + (x_3x_4)^3(x_5x_6) + (x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_2x_3) + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_2x_3) + (x_4x_5)(x_3x_4)^3 + 2(x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + (x_3x_4)(x_4x_5)^3 + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_5x_6)
 \end{aligned}$$



(b)

Deep Architecture

$$\begin{aligned}
 &(x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_3x_4) + (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + 2(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^3 + 2(x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_2x_3)^3(x_3x_4) + (x_2x_3)^3(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &2(x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^3 + 4(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_3x_4) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_3x_4) + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)(x_4x_5)^3 + (x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_3x_4)^3(x_2x_3) + (x_3x_4)^2(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_3x_4)^4 + 2(x_3x_4)^3(x_4x_5) + (x_3x_4)^3(x_5x_6) + (x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_2x_3) + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_2x_3) + (x_4x_5)(x_3x_4)^3 + 2(x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + (x_3x_4)(x_4x_5)^3 + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_5x_6)
 \end{aligned}$$



(a)

LES RESEAUX CNN

- Hétérogénéité : convolution, rectification, pooling

LES RESEAUX CNN

- Convolution : amplifie une certaine caractéristique (par exemple, un bord) dans une petite zone
- Rectification : définit un seuil pour la présence ou l'absence de cette caractéristique dans cette zone
- Pooling: Regroupe les rectificateurs de régions proches ou qui se chevauchent, par exemple, dit "oui" si l'un des rectificateurs dit "oui".

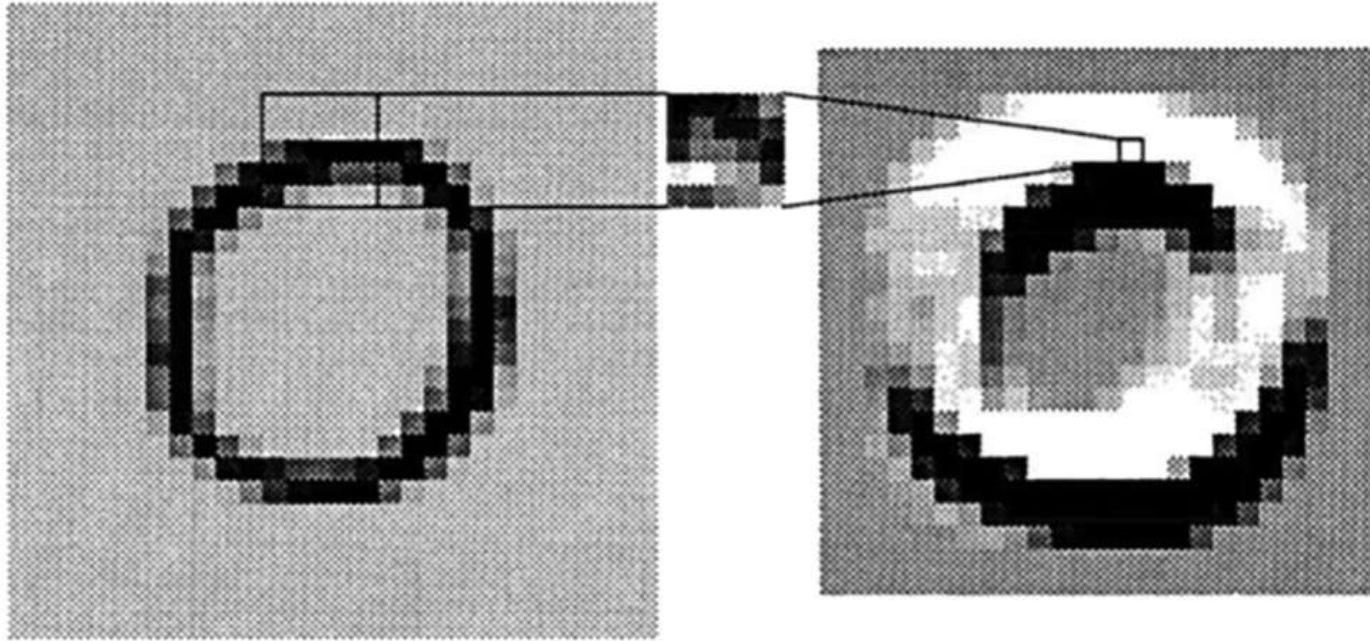


FIGURE 3 An example of the visual output of a single convolutional kernel on real handwritten digit data in a trained convolutional network (reproduced from LeCun et al., 1990, 399). This (learned) kernel (in center) detects something like curves at the top or bottom of a digit (with source data on the left and transformed output on the right—often called a “feature map”)

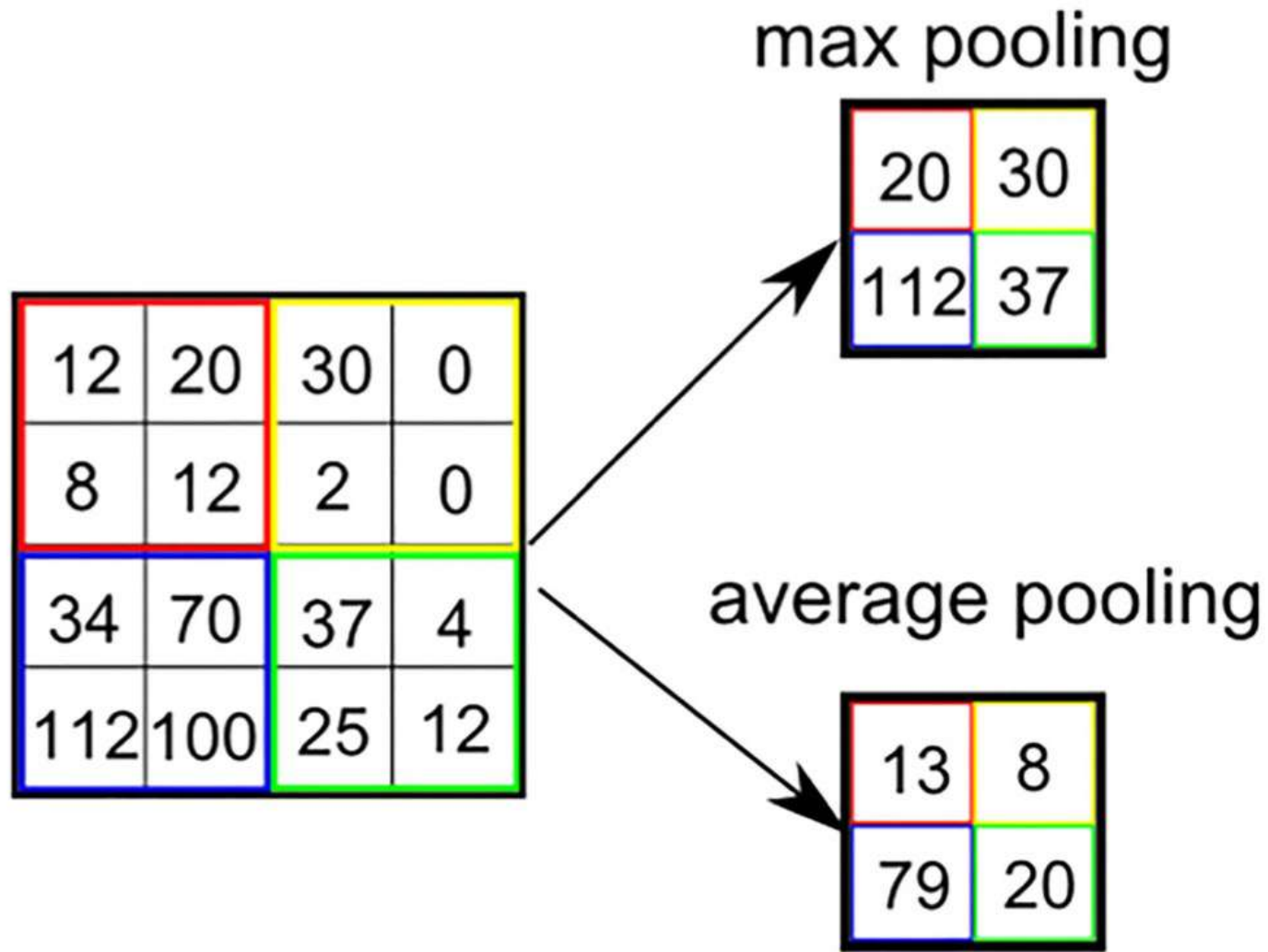


FIGURE 4 A comparison of max pooling with average pooling for downsampling across activation received from the same receptive fields (reproduced from Singhal, 2017)

LES RESEAUX CNN

- Outils pour lutter contre l'overfitting : régularisation - comment éviter "d'enseigner au test".
- De nombreuses approches ici - perturber un peu au hasard, d'autres façons d'exiger que le mappage soit aussi simple que possible...

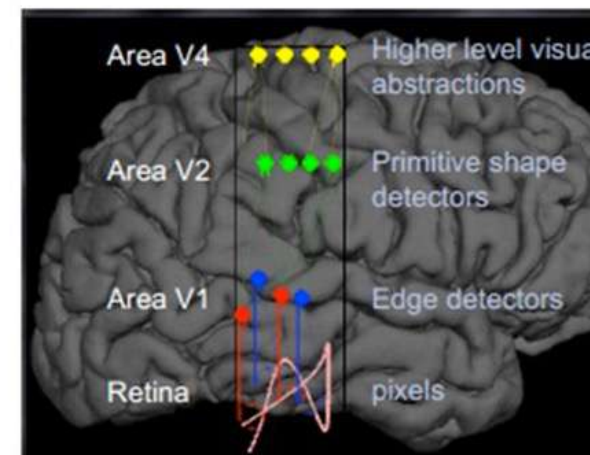
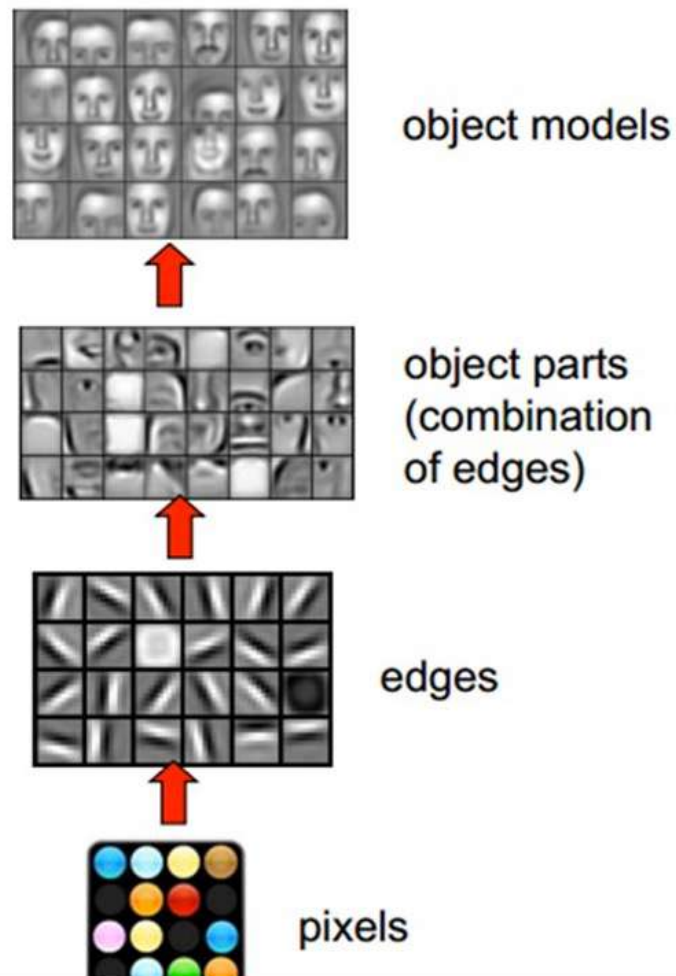
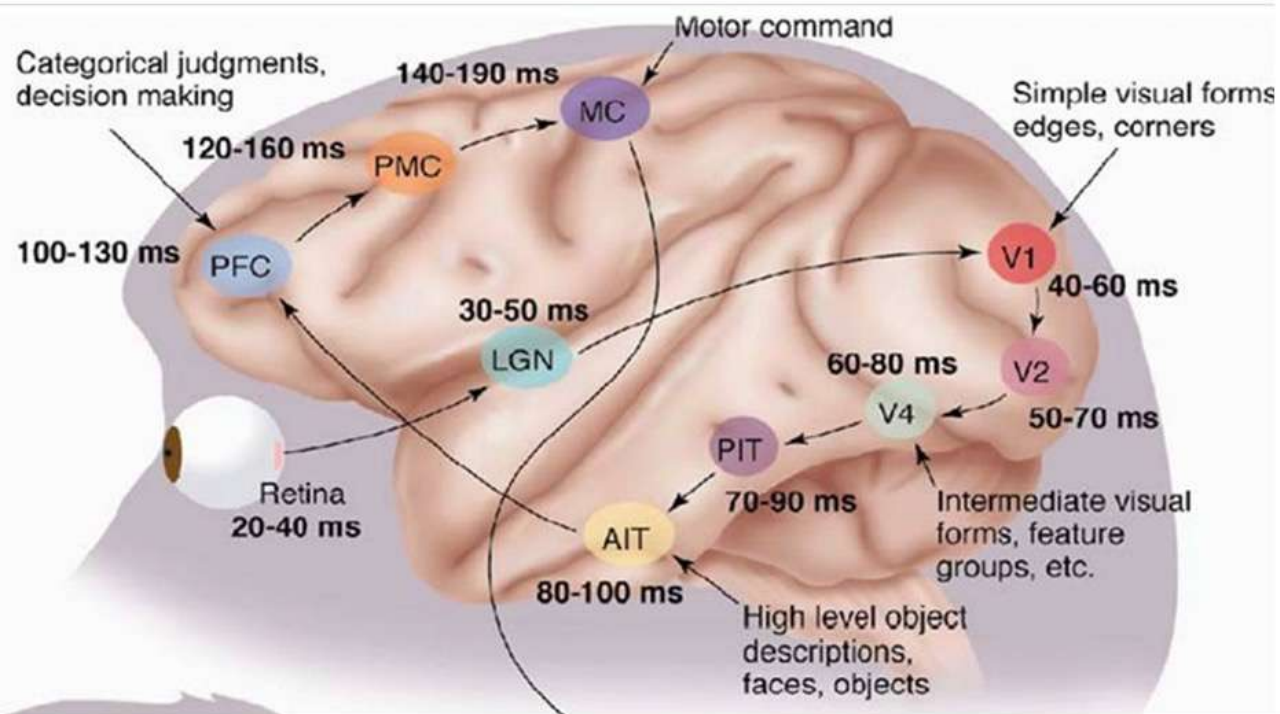
LES CNN : PERÇOIVENT-ILS ?

LES RESEAUX CNN

- Structurellement, il y a beaucoup de points communs avec le système visuel humain.

ConvNets VS Visual Neuroscience

- Lower-level \rightarrow higher-level
- LGN-V1-V2-V4-IT ventral pathway (Hubel, 1962, ref. 43; Felleman, 1991, ref. 44)
- Time-delay neural networks (ref. 45-48)
- Document reading, object detection, ... (ref. 49-52)



LES RESEAUX CNN

- Bien sûr, d'autres éléments peuvent être nécessaires pour la conscience (un espace de travail global, etc.) mais considère des points de vue comme celui de Ned Block, selon lequel les mécanismes d'ordre supérieur ne sont pas nécessaires !

LES RESEAUX CNN

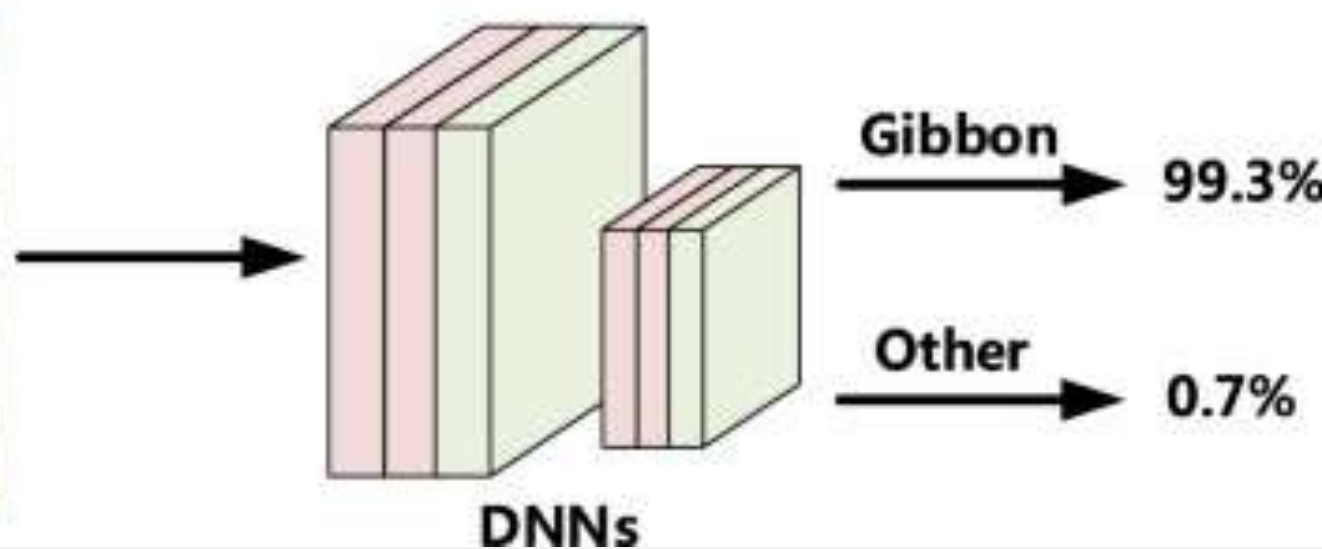
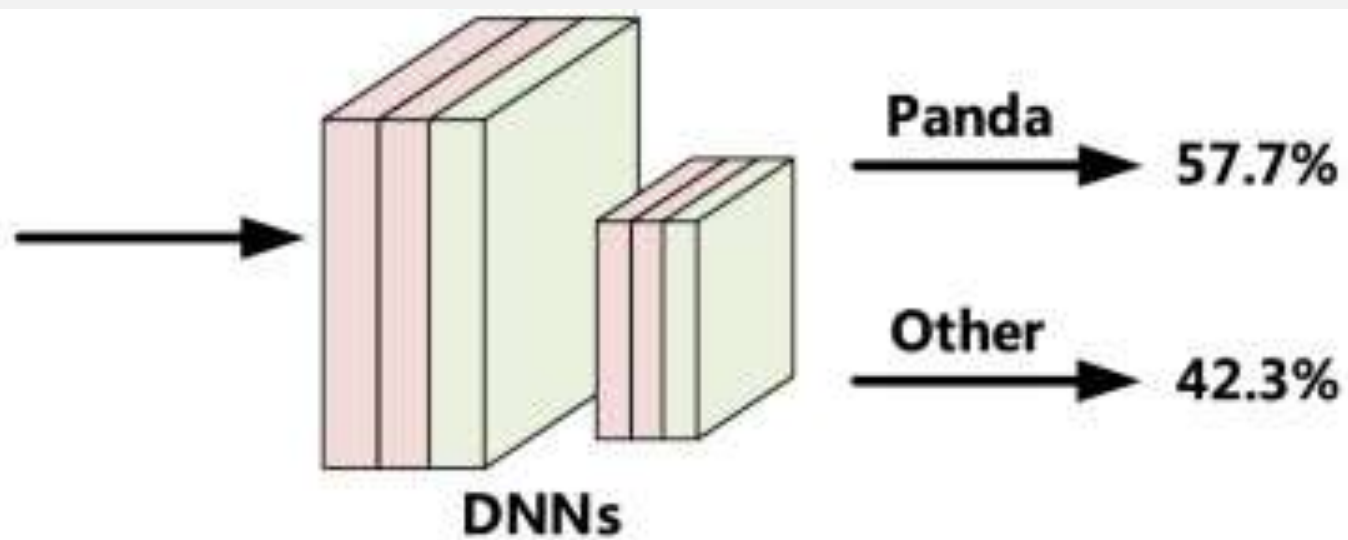
- Une caractéristique très étrange : les exemples adversariales.
- La plupart ou tous les classificateurs d'images (ou de sons) peuvent être perturbés par un signal spécialement adapté, mais très faible, pour changer n'importe quelle décision en presque n'importe quelle autre !



+



=





x

“panda”

57.7% confidence

+ .007 ×



$\text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

“nematode”

8.2% confidence

=



$x +$

$\epsilon \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

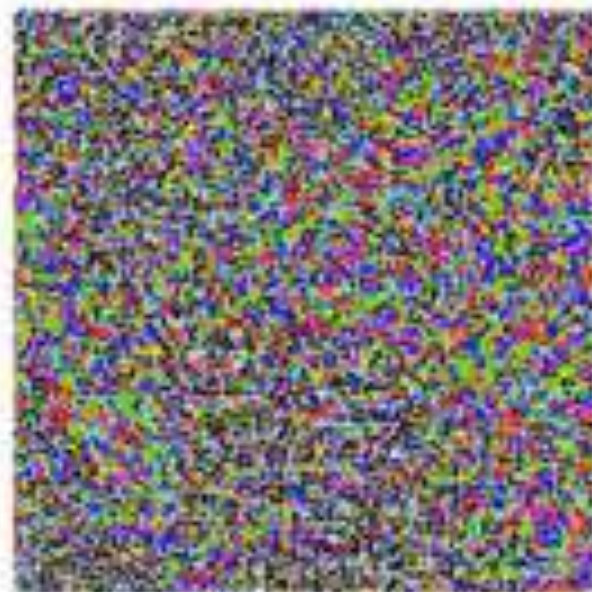
“gibbon”

99.3 % confidence



'Duck'

+



$\times 0.07$

=



'Horse'



'How are you?'

+



$\times 0.01$

=

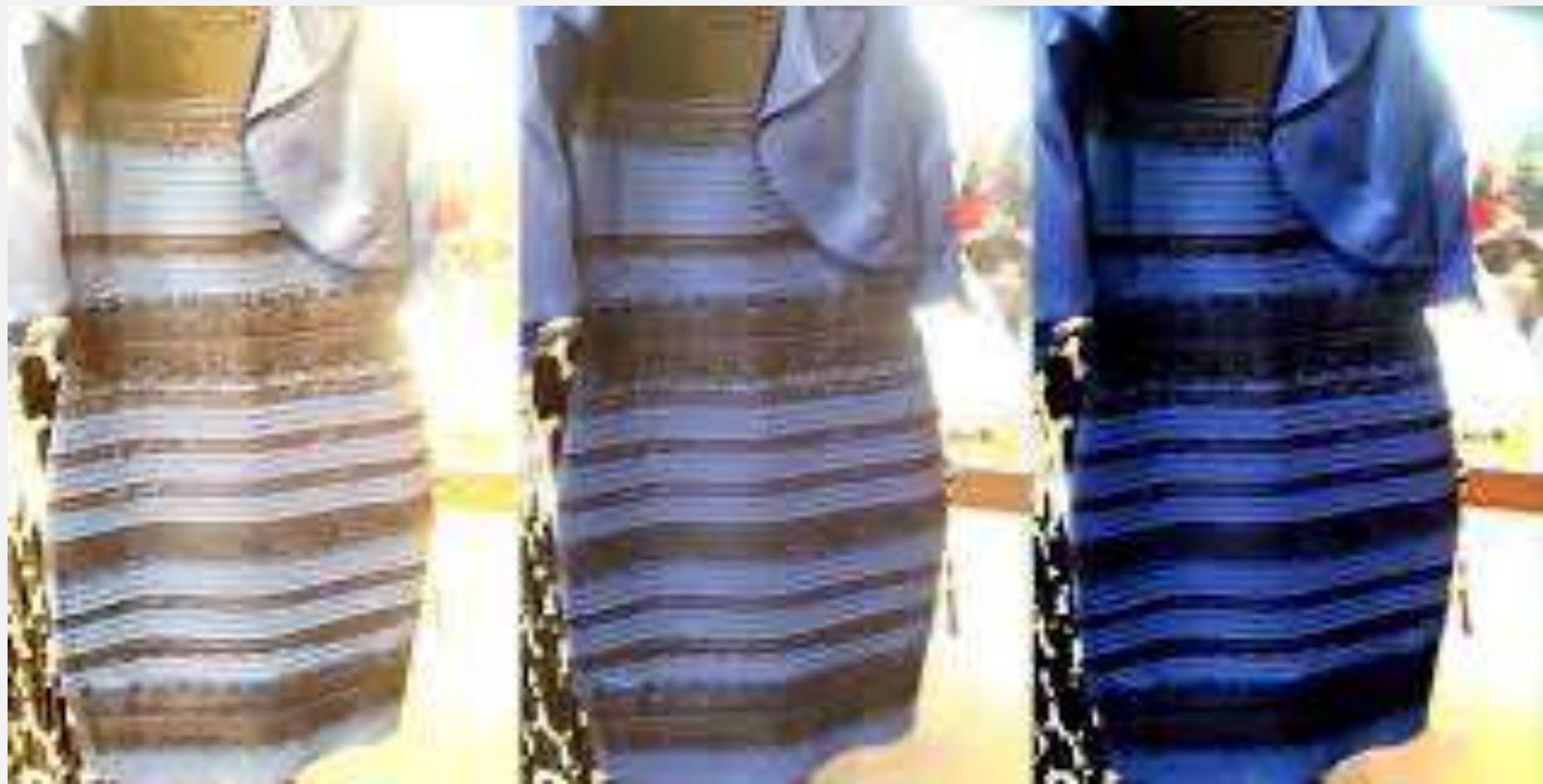


'Open the door'

LES RESEAUX CNN

- On peut se demander ce qu'il faut dire à ce sujet.
On peut dire que nous sommes sensibles à des choses similaires :





LES RESEAUX CNN

- Exemples audio également (Yanni-laurel)
- <https://www.nytimes.com/interactive/2018/05/16/upshot/audio-clip-yanny-laurel-debate.html>

LES RESEAUX CNN

- En gros, le point est qu'il existe des chemins détournés surprenants dans l'espace de qualité...
- Mais la question est de savoir si celles que nous avons sont profondément différentes de celles que les ANNs ont

LES RESEAUX CNN

- S'agit-il d'un artefact de sur-apprentissage (même si nous appliquons ici le principe de localité) - ou apprennent-ils simplement des concepts différents des nôtres ?
- Cela montre-t-il qu'ils travaillent fondamentalement différemment de nous ?
- ou apprennent-ils simplement des concepts différents des nôtres ?

NATIVISME VS EMPIRISME

LES RESEAUX CNN

nativisme vs empirisme: e grand vieux débat entre Hume et Kant : apprenons-nous simplement de l'expérience ou avons-nous des concepts innés ?

Les CNN montrent une façon dont nous pouvons apprendre à effectuer une tâche très impressionnante – découvrir des abstractions et les utiliser pour la classification d'images - sans aucun concept inné.

LES RESEAUX CNN

- Il faut souligner que le succès des CNN au cours des 15 dernières années est venu après des décennies d'efforts sur différentes approches dans lesquelles les règles pour savoir comment déduire des arrangements de bords et de contrastes, à des caractéristiques plus complexes (GOFAL / systèmes experts / Fodor) - mais ces approches ont toutes échoué.

LES RESEAUX CNN

- C'est pourquoi je suis d'accord avec Buckner pour dire que les réseaux profonds soulèvent de nouvelles questions philosophiques : ils suggèrent qu'une conception plus "empirique" pour des êtres tels que nous est au moins viable, alors qu'auparavant elle était mise en doute

LES RESEAUX CNN

- Cependant, il n'est pas vrai que les CNN soient des ardoises vierges : leurs hypothèses sur la localité sont spécifiques et contingentes : nous pouvons dire qu'il existe des tendances innées intégrées dans leur architecture

LES RESEAUX CNN

Nous pouvons donc apprendre en les étudiant, et peut-être avoir une idée plus précise de ce que le nativisme pourrait signifier (si le connexionnisme plutôt que le classicisme est correct).

LES RESEAUX CNN

Nous pouvons également apprendre en observant les limites qui subsistent, même dans les systèmes qui fonctionnent très bien :

a) l'avidité des données

b) leur incapacité à gérer les relations logiques (par opposition aux relations probabilistes)...

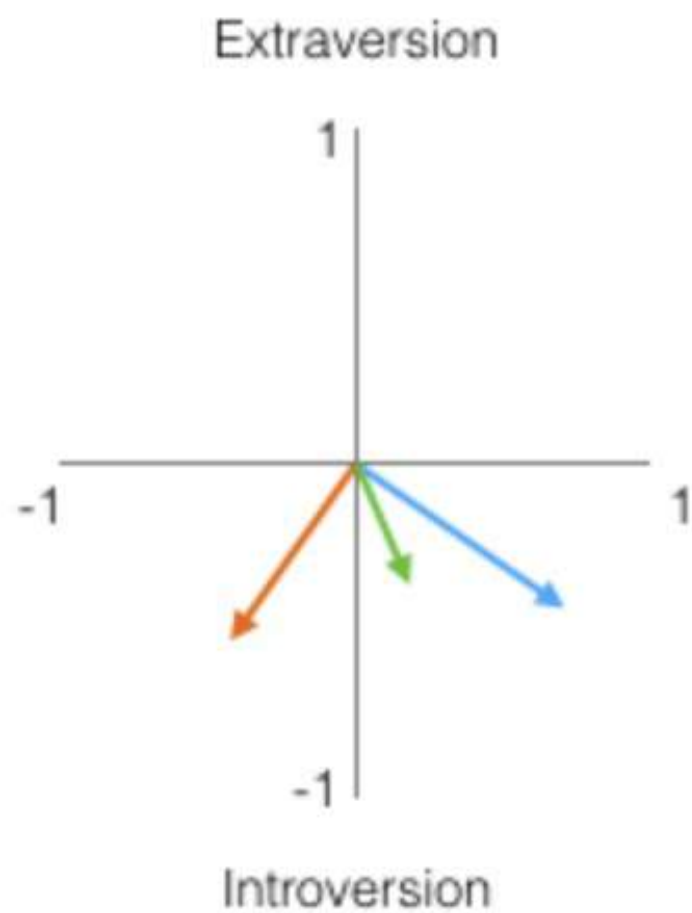
PLONGEMENT LEXICAL (SEMANTIC EMBEDDING)


Personality Embeddings: What are you like?

"I give you the desert chameleon, whose ability to blend itself into the background tells you all you need to know about the roots of ecology and the foundations of a personal identity" ~Children of Dune

On a scale of 0 to 100, how introverted/extraverted are you (where 0 is the most introverted, and 100 is the most extraverted)? Have you ever taken a personality test like MBTI – or even better, the [Big Five Personality Traits](#) test? If you haven't, these are tests that ask you a list of questions, then score you on a number of axes, introversion/extraversion being one of them.

Openness to experience	79	out of 100
Agreeableness	75	out of 100
Conscientiousness	42	out of 100
Negative emotionality	50	out of 100
Extraversion	58	out of 100



	Trait #1	Trait #2			
Jay	-0.4	0.8			
Person #1	-0.3	0.2			
Person #2	-0.5	-0.4			

	Trait #1	Trait #2	Trait #3	Trait #4	Trait #5
Jay	-0.4	0.8	0.5	-0.2	0.3

Person #1	-0.3	0.2	0.3	-0.4	0.9
-----------	------	-----	-----	------	-----

Person #2	-0.5	-0.4	-0.2	0.7	-0.1
-----------	------	------	------	-----	------

“king”



“Man”



“Woman”



queen

woman

girl

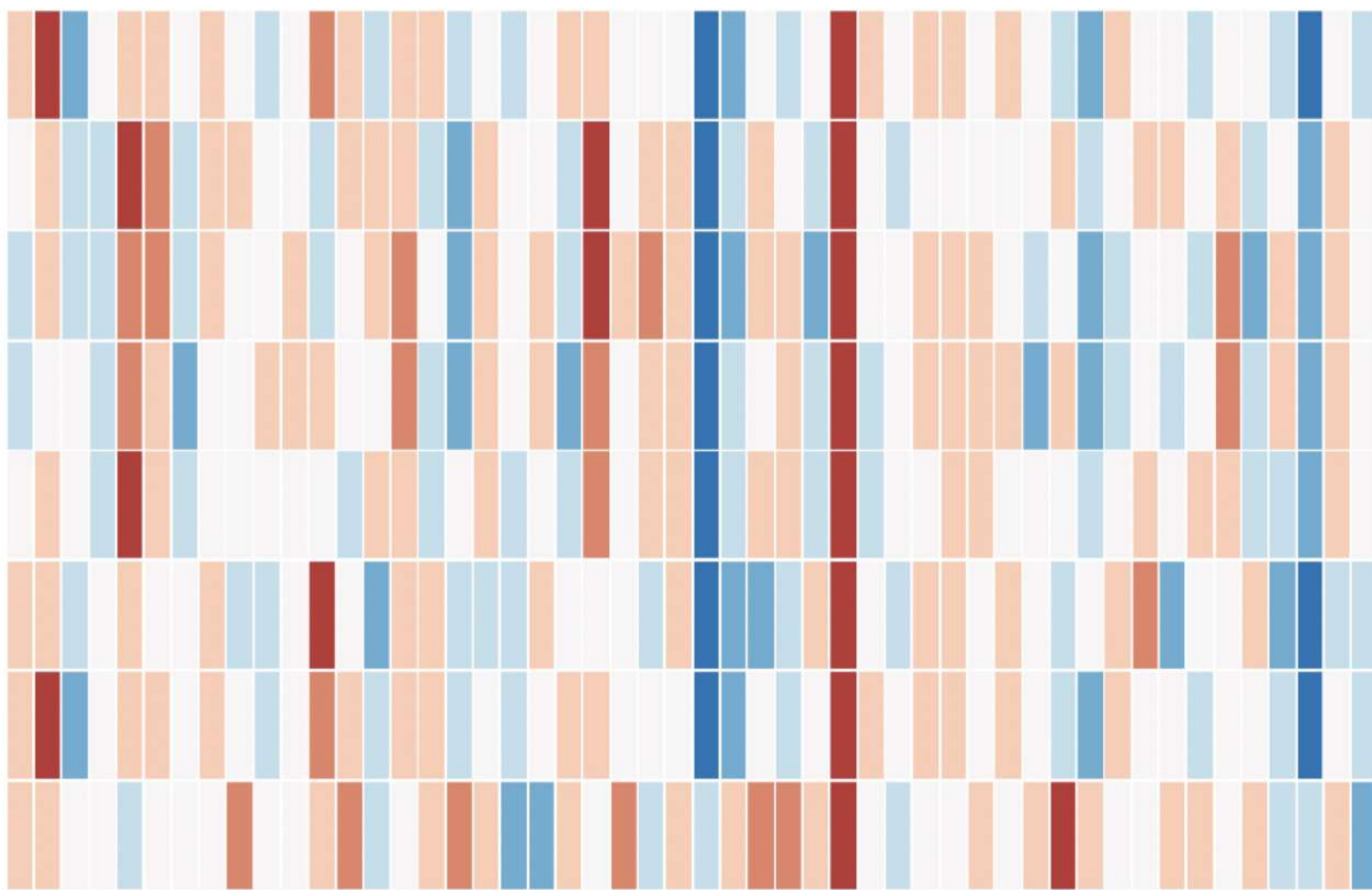
boy

man

king

queen

water



king - man + woman \approx queen



The resulting vector from "king-man+woman" doesn't exactly equal "queen", but "queen" is the closest word to it from the 400,000 word embeddings we have in this collection.

PLONGEMENT LEXICAL

Mais comment un système d'intelligence artificielle peut-il apprendre de tels vecteurs ?

L'hypothèse de la distribution : la similarité sémantique est parallèle aux statistiques de cooccurrence des mots

PLONGEMENT LEXICAL

Des mots sémantiquement similaires sont souvent utilisés ensemble ou à proximité l'un de l'autre

C'était une journée mouillée et pluvieuse

PLONGEMENT LEXICAL

Étant donné que vous pouvez remplacer un synonyme par un autre, ils cooccurrent au même degré ou à un degré similaire avec un autre mot donné.

Le repas était délicieux

Le repas était succulent

PLONGEMENT LEXICAL

C'est ainsi que les modèles d'IA qui traitent le langage naturel (RNN et Transformers) représentent les mots qu'ils traitent !

PLONGEMENT LEXICAL

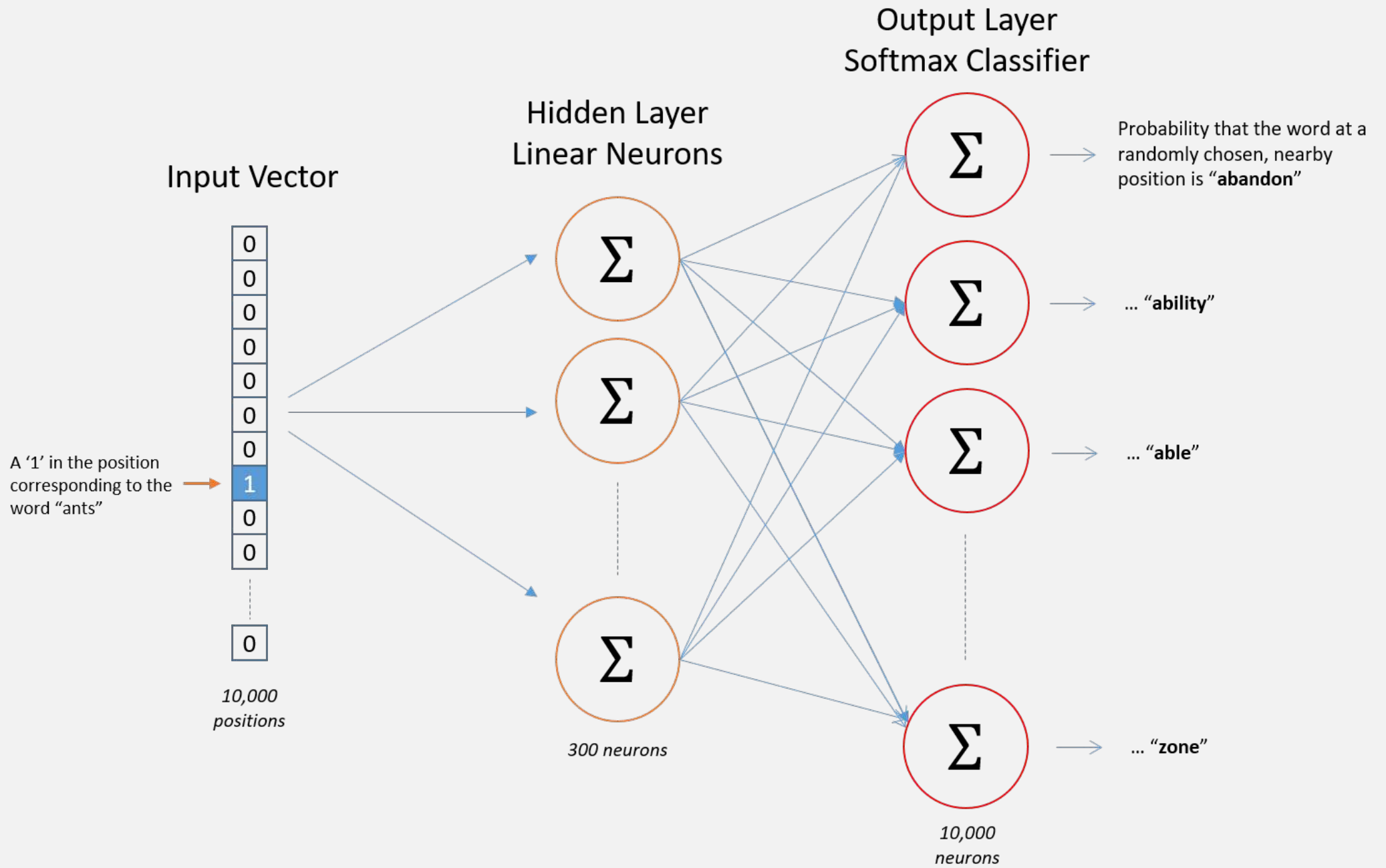
Il existe un type distinct d'algorithme d'apprentissage (pas forcément très profond), basée sur les travaux de Bengio, appelé modèle à plongement lexical (embedding model).

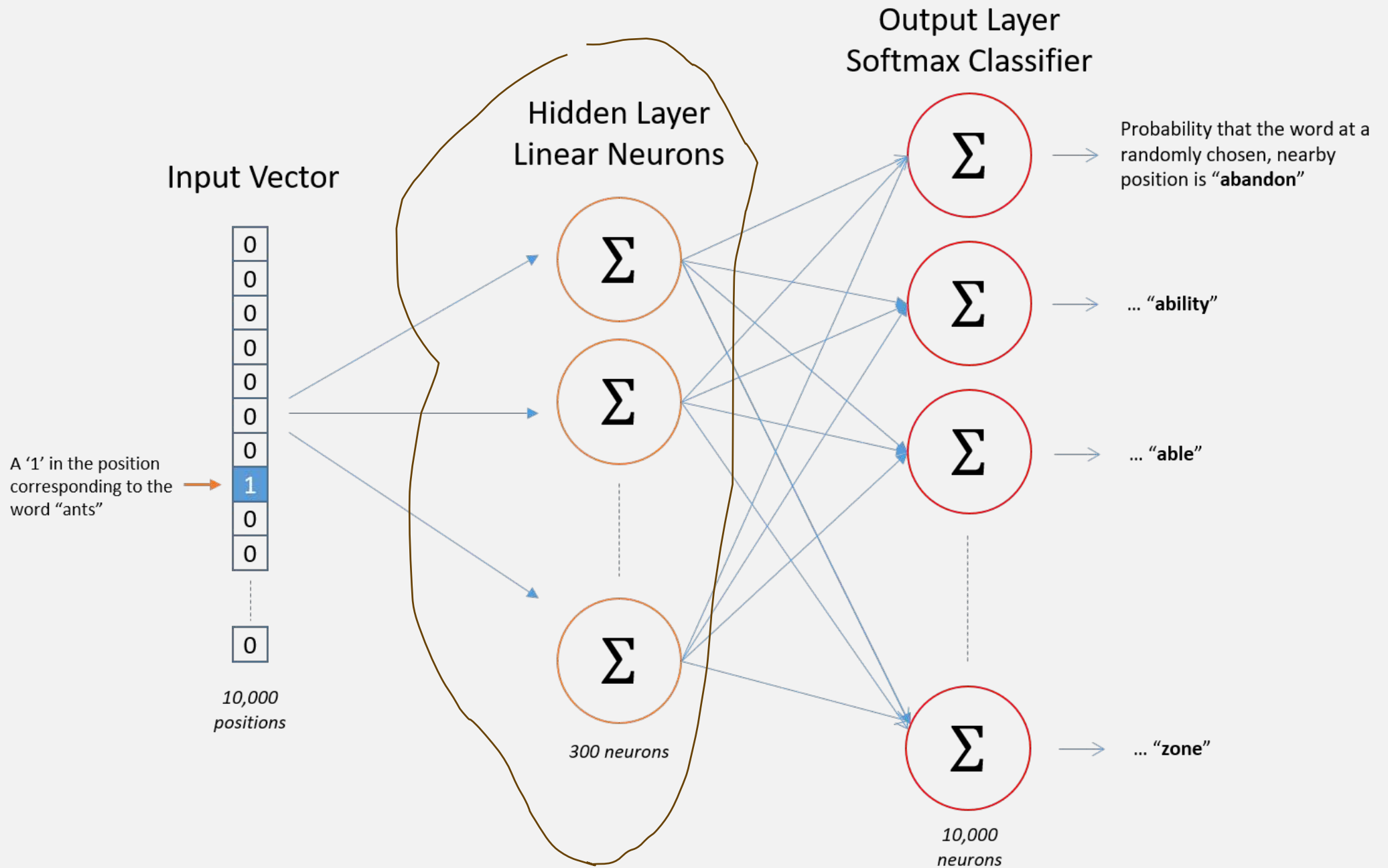
Parmi les exemples, citons *word2vec* et *ada / ada2* (ces derniers sont propriétaires d'OpenAI).

PLONGEMENT LEXICAL

Il s'agit en fait d'algorithmes de compression.

Remarque : vous n'utilisez pas ces modèles pour leur sortie, vous obtenez les *vectorisations* de mots souhaités à partir de leur couche cachée.





PLONGEMENT LEXICAL

Entrée : un mot (représenté comme un vecteur "one-hot", essentiellement un index), $[0,0,0,0,1,0,0\dots]$ si c'est le 5ieme mot

Sortie: une probabilité, pour tous les autres mots de l'index, de l'occurrence d'un mot à proximité.

PLONGEMENT LEXICAL

Données d'entraînement pour la fonction de coût :

« contexts »: séquences de texte courtes, par exemple de 2 à 5 mots

Source Text

Training Samples

The quick brown fox jumps over the lazy dog. →	(the, quick) (the, brown)
The quick brown fox jumps over the lazy dog. →	(quick, the) (quick, brown) (quick, fox)
The quick brown fox jumps over the lazy dog. →	(brown, the) (brown, quick) (brown, fox) (brown, jumps)
The quick brown fox jumps over the lazy dog. →	(fox, quick) (fox, brown) (fox, jumps) (fox, over)

PLONGEMENT LEXICAL

Ce qui est étonnant, c'est que le modèle obtenu (même s'il ne comporte qu'une seule couche cachée) intègre de riches connaissances sémantiques !

king:queen::man:[woman, Attempted abduction, teenager, girl]
//Weird, but you can kind of see it

China:Taiwan::Russia:[Ukraine, Moscow, Moldova, Armenia]
//Two large countries and their small, estranged neighbors

house:roof::castle:[dome, bell_tower, spire, crenellations, turrets]

knee:leg::elbow:[forearm, arm, ulna_bone]

New York Times:Sulzberger::Fox:[Murdoch, Chernin, Bancroft, Ailes]
//The Sulzberger-Ochs family owns and runs the NYT.
//The Murdoch family owns News Corp., which owns Fox News.
//Peter Chernin was News Corp.'s COO for 13 yrs.
//Roger Ailes is president of Fox News.
//The Bancroft family sold the Wall St. Journal to News Corp.

love:indifference::fear:[apathy, callousness, timidity, helplessness, inaction]
//the poetry of this single array is simply amazing...

LES RNN

LES RNN

Les réseaux neuronaux récurrents intègrent une notion de mémoire à court terme, afin de mettre en correspondance des séquences (par exemple des phrases) avec des séquences (d'autres phrases).

LES RNN

La clé réside dans l'idée d'une «couche récurrente», c'est-à-dire une couche dans laquelle vous faites passer les informations plusieurs fois de suite, en y ajoutant à chaque fois ce que vous lui avez donné la dernière fois

LES RNN

À chaque étape, vous avez un vecteur qui est comme une «pensée», et la pensée est modifiée pour produire un résultat (par exemple, un mot, à chaque étape de sortie).

LES RNN

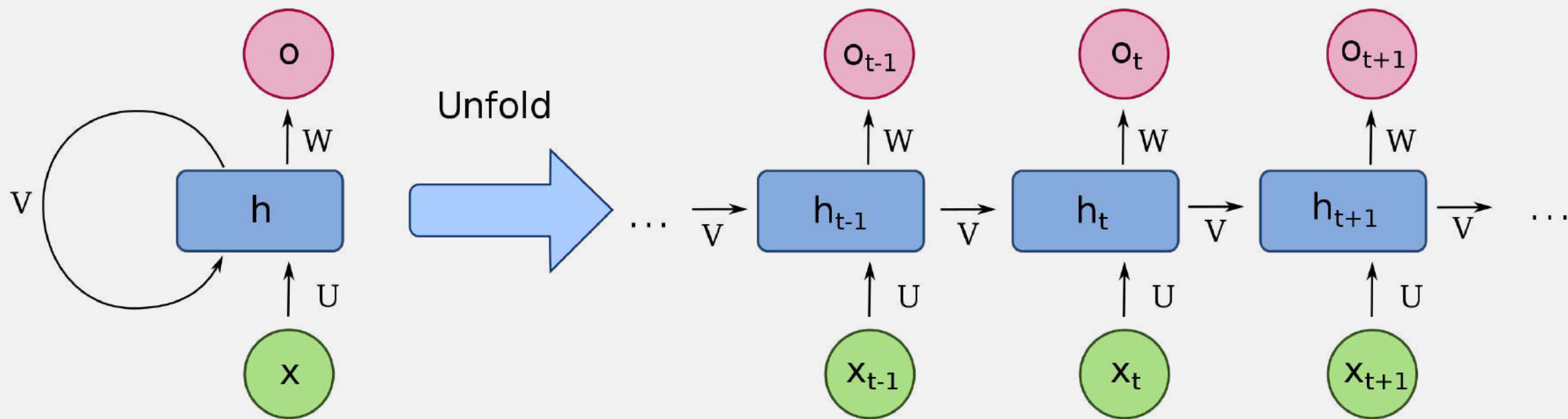
T1: “I am hungry”: → “Je”

T2: “I am hungry, Je” → “J’ai”

T3: “I am hungry, J’ai” → “J’ai faim”

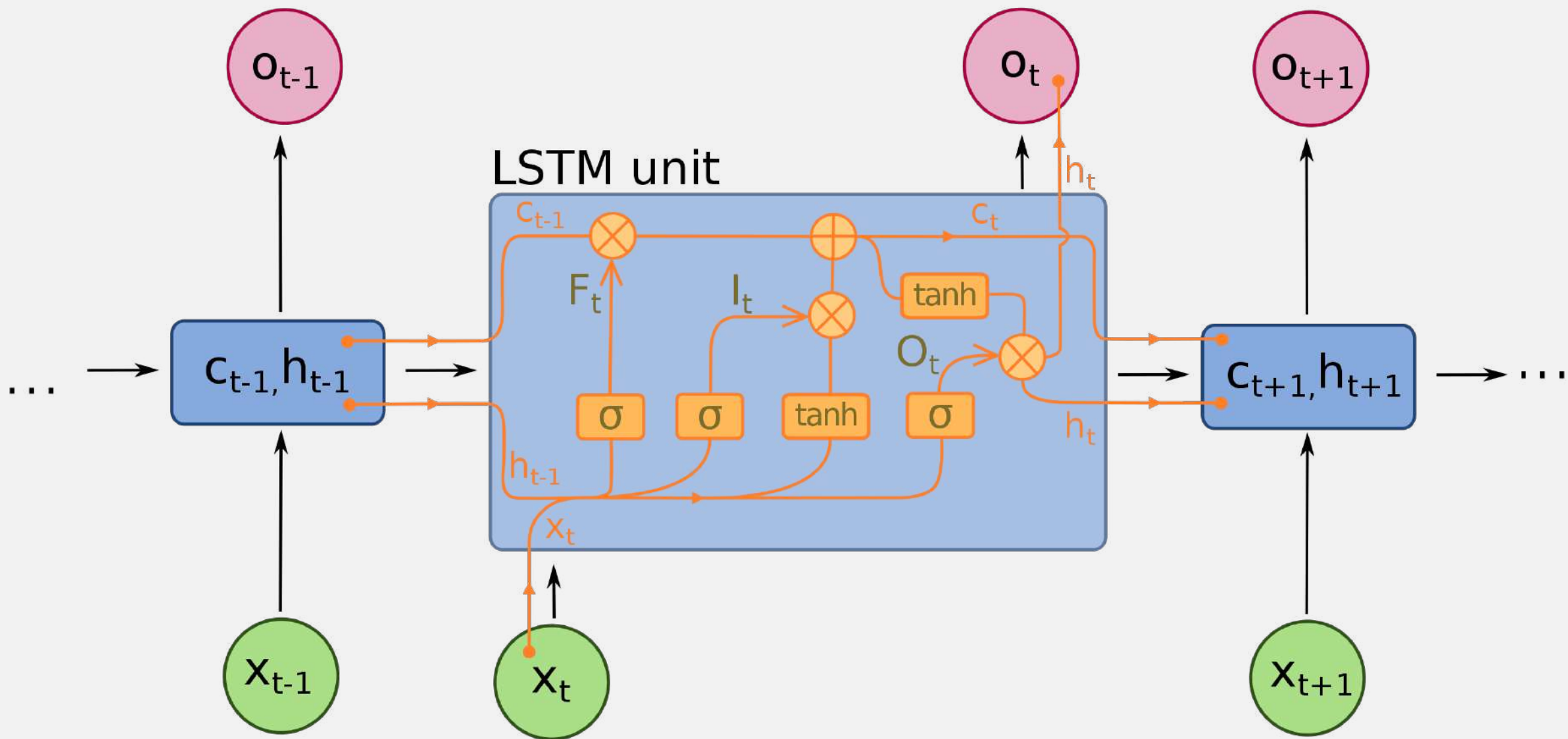
LES RNN

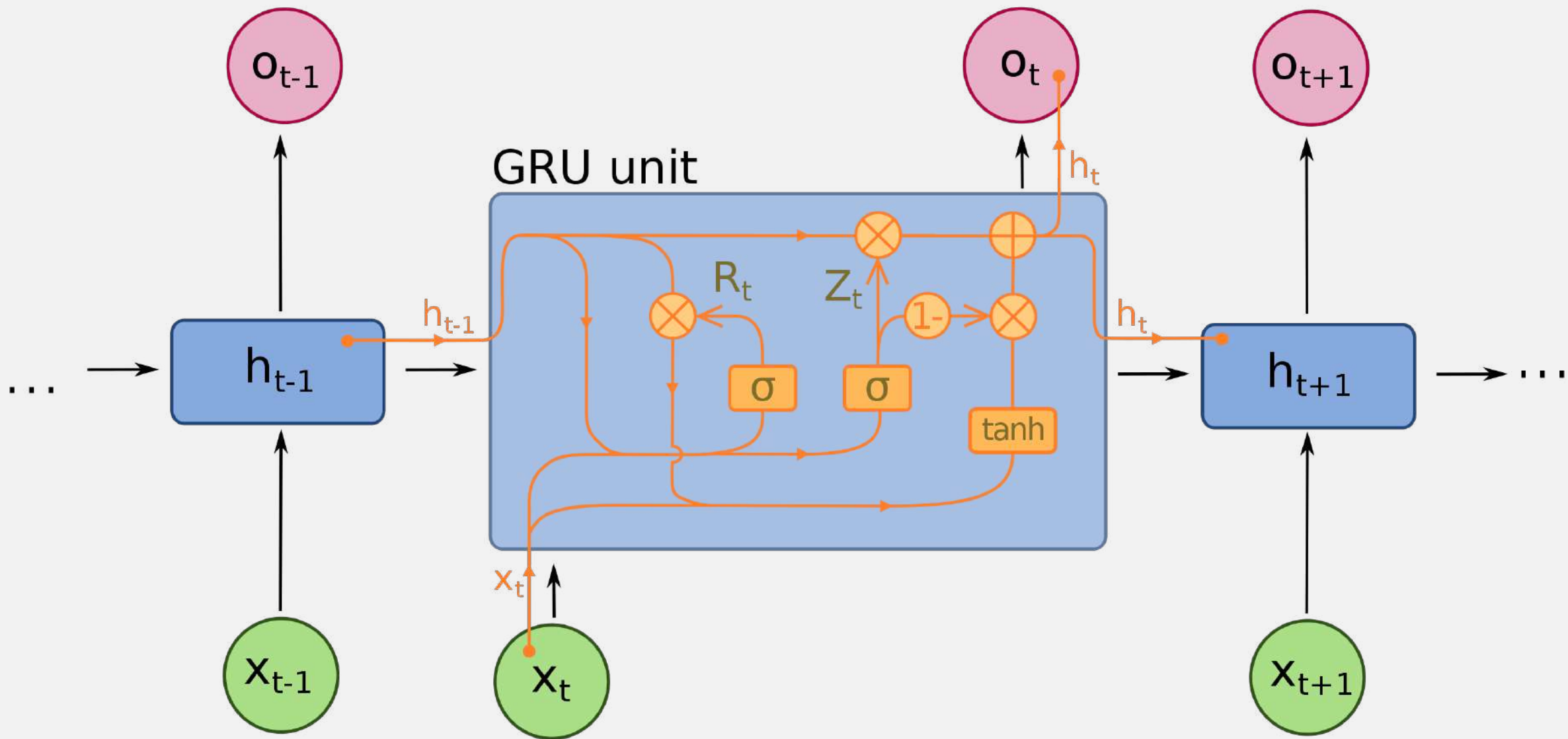
(Vous pouvez « déplier » une couche récurrente : il s'agit alors d'une série de couches qui partagent les poids d'une manière spécifique).



LES RNN

Le problème de l'évanouissement des gradients est très grave pour les réseaux de ce type : les innovations dans la structure de la mémoire ont été utiles à cet égard : LSTM et GRU





PEUVENT-ILS PENSER?

PEUVENT-ILS PENSER?

- *Les vecteurs d'intégration sont-ils suffisamment sémantiques pour encoder des concepts ?*
- *La construction d'une pensée, par l'assemblage de concepts dans l'ordre, est-elle modélisée par ce que fait un RNN ?*